

# 粒子群优化的等效基质模量提取和横波预测方法

王国权<sup>1,2</sup>, 陈双全<sup>1,2\*</sup>, 王恩利<sup>3</sup>, 闫国亮<sup>3</sup>, 周春雷<sup>3</sup>

1 中国石油大学(北京)油气资源与探测国家重点实验室, 北京 102249

2 中国石油大学(北京)物探重点实验室, 北京 102249

3 中石油勘探开发研究院西北分院, 兰州 730020

\* 通信作者, chensq@cup.edu.cn

收稿日期: 2020-04-23

国家自然科学基金项目(41574108)、中国石油天然气集团公司科技项目(2019A-3310) 联合资助

**摘要** 常规横波预测方法从基础的岩石物理模型出发, 根据部分弹性参数与岩石物理参数间的定量关系, 确定横波速度对应约束参数(如孔隙纵横比)的解空间, 不断搜索寻求最优解从而确定地下每一深度点对应的横波速度。但这样做会存在两点不足: 一是简单的遍历搜索制约了预测方法的计算效率; 二是对于缺乏矿物含量信息的井资料而言, 岩石物理建模已经严重受限, 最终预测结果的精度必然会有很大影响。为了解决这类矿物含量未知地区进行横波预测所存在的计算精度和效率问题, 论文提出基于粒子群非线性优化算法框架下的横波预测策略。首先需要解决矿物基质模量未知或不准确的问题, 即在引入干岩石泊松比 $\sigma_{dry}$ 后根据岩石骨架模型预设法, 确定其与基质模量 $K_0$ 的范围, 之后利用流体因子定义适应度函数, 将矿物基质模量反演转化为二维粒子群寻优问题, 将最终得到的基质模量作为输入更新到粒子群优化的横波预测过程中。使用论文提出的横波预测策略, 可以很好地解决基质模量未知的难题, 更好地利用 Xu-White、Xu-Payne 等岩石物理模型进行储层描述。同时, 论文针对传统方法计算效率低的问题进行了优化, 在基质模量反演和横波预测中都采用了粒子群算法来反演约束参数。实际资料应用结果表明: 基于粒子群优化框架下的基质模量反演结果满足 Voigt-Reuss 界限条件, 验证了算法的正确性及准确度。与传统遍历搜索的横波预测对比结果表明, 在精度得到保证的情况下, 采用粒子群优化算法可以大大提升整个横波预测的计算效率。

**关键词** 横波预测; 粒子群算法; 基质模量; 碳酸盐岩; 孔隙结构

## Equivalent matrix modulus extraction and S-wave prediction based on particle swarm optimization

WANG Guoquan<sup>1,2</sup>, CHEN Shuangquan<sup>1,2</sup>, WANG Enli<sup>3</sup>, YAN Guoliang<sup>3</sup>, ZHOU Chunlei<sup>3</sup>

1 State Key Laboratory of Petroleum Resources and Prospecting, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China

2 State Key Laboratory of Geophysical Exploration, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China

3 Research Institute of Petroleum Exploration & Development-Northwest(NWGI), PetroChina, Lanzhou 730020, China

**Abstract** Based on the basic petrophysical model and the quantitative relationship between some elastic parameters and petrophysical parameters, the conventional shear wave prediction method determines the solution space of shear wave velocity corresponding to the constraint parameters (such as pore aspect ratio). It constantly searches for the optimal solution to determine

引用格式: 王国权, 陈双全, 王恩利, 闫国亮, 周春雷. 粒子群优化的等效基质模量提取和横波预测方法. 石油科学通报, 2020, 03: 316-326  
WANG Guoquan, CHEN Shuangquan, WANG Enli, YAN Guoliang, ZHOU Chunlei. Equivalent matrix modulus extraction and S-wave prediction based on particle swarm optimization. Petroleum Science Bulletin, 2020, 03: 316-326. doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2020.03.027

the corresponding shear wave velocity at each depth point underground. However, there are two obvious shortcomings: one is that a simple ergodic search restricts the computational efficiency of the shear wave prediction method, and the other is that petrophysical modeling has been seriously limited for well data which lack mineral content information at the same time. The accuracy of the final prediction result is bound to have a great impact. Therefore, in order to solve the problems of computational accuracy and efficiency in shear wave prediction in areas with unknown mineral content, a shear wave prediction strategy based on a particle swarm nonlinear optimization algorithm is proposed in this paper. Firstly the whole calculation process needs to solve the problem that the mineral matrix modulus is unknown or inaccurate, that is, after the introduction of the dry rock Poisson ratio  $\sigma_{dry}$ , the range of Poisson's ratio and matrix modulus  $K_0$  is determined according to the rock skeleton model, and then the fitness function is defined by using the difference between the two kinds of fluid factors, and the inversion problem of mineral matrix modulus is transformed into an optimization problem of a two-dimensional particle swarm. The final matrix modulus is updated as an input to the shear wave prediction process of particle swarm optimization. Using the shear wave prediction strategy proposed in this paper, we can solve the problem of shear wave prediction when the matrix modulus is unknown, and make better use of Xu-White, Xu-Payne and other petrophysical models for reservoir description. At the same time, the paper optimizes the low computational efficiency of the traditional method, and uses the particle swarm optimization algorithm to invert the constraint parameters in the matrix modulus inversion and shear wave prediction. The application results of practical data show that the inversion results of the matrix modulus based on particle swarm optimization framework still meet the Voigt-Reuss boundary conditions, which verifies the correctness and accuracy of the algorithm. Compared with the traditional ergodic search shear wave prediction, the results show that when the accuracy is guaranteed, the particle swarm optimization algorithm can greatly improve the computational efficiency of the whole shear wave prediction.

**Keywords** shear wave velocity prediction; particle swarm optimization; matrix modulus; carbonate; pore structure

**doi:** 10.3969/j.issn.2096-1693.2020.03.027

## 0 引言

流体识别作为储层预测中的一项关键技术, 逐渐从基于振幅异常的“亮点”识别手段发展为以流体因子为主的定量方法, 而完整可靠的速度信息在其中一直发挥着关键作用。完备的速度信息中包含了拉梅系数、泊松比等反映流体性质的关键参数, 可以大幅降低地震振幅解释的多解性, 对地震资料的岩性解释、流体识别以及储层预测等内容都具有非常重要的现实意义<sup>[1]</sup>。然而实际生产过程中由于生产成本的制约, 横波速度信息往往比较缺乏, 其对储层和流体预测的重要性不言而喻。

关于横波预测的研究工作, 最早是从建立相关经验公式开始的。这类研究大都是在实验室中对地下岩石采样分析中进行的, 一般描述了横波速度与其它常见参数(如纵波速度、密度等)的关系。最早, Pickett 等人(1963)分析了大量关于灰岩及白云岩的实验室超声波  $V_p$  和  $V_s$  的数据, 并给出了相对应的经验公式<sup>[2]</sup>; Castagna 等人(1985, 1993)在这之后汇集了大量的实验数据进行研究, 不仅提出了经典的“泥岩基线”公式, 即表示碎屑岩在含水情况下纵横波速度关系的经验公式, 同时在收集大量实验室资料的基础上提出了在岩性为砂岩和页岩情况下纵横波速度的最小二乘拟合<sup>[3-4]</sup>; Han 等(1986)注意到了黏土含量对速度可能造

成的影响, 通过测量不同压力条件下的岩样速度, 得到了泥质砂岩中速度关于孔隙度和黏土含量的线性回归方程<sup>[5]</sup>。这类利用经验公式近似估算速度的方法虽然简单可行, 但受地下储层实际情况影响较大, 精度并不高。

之后发展的方法可以统称为基于岩石物理模型的横波速度预测, 这类方法虽然相对复杂, 但是更具有普适性, 准确度也更高。Xu 和 White(1996)注意到了储层孔隙形态对岩石弹性模量可能造成的影响, 因此在 K-T 等效介质理论的基础上提出了可以用于解决常规砂泥岩储层建模问题的等效介质理论 Xu-White 模型; 之后, 又通过估计碳酸盐岩的孔隙形状建立了碳酸盐岩的岩石物理模型 Xu-Payne 模型, 成功实现了碳酸盐岩中的横波预测<sup>[6-8]</sup>。国内, 张广智(2012)、熊晓军(2012)等一些学者在此基础上做了不同改进, 解决了横波预测中对孔隙度、孔隙纵横比以及泥质含量等输入参数精度要求过高的问题<sup>[9-10]</sup>。但上述的预测方法始终是在遍历搜索的基础上进行的, 所以其计算耗时长、精度低的缺点也难免被继承。近来的一些研究开始将目光投到新的方法和思路上。罗水亮等(2016)借助 Pride-Lee 方程将横波预测中的寻优问题描述为一个线性矩阵方程的形式, 通过地震反演的手段迭代求解横波速度的约束参数<sup>[11]</sup>。另有一些研究人员则尝试着将智能优化算法引入, 例如刘财等(2017)在

页岩上做了智能优化方法的测试, 预测结果表明, 相比于传统的遍历搜索, 智能优化算法可以提升横波预测的精度<sup>[12]</sup>; 张冰(2018)建立了适用于页岩横波预测的粒子滤波系统模型, 证明了粒子滤波方法精度高、速度快、提升空间大的优点<sup>[13]</sup>。但无论基于哪种岩石物理模型, 在使用过程中都会忽视预测过程中的一些不确定因素, 并在这个基础上进行假设, 因而预测的结果往往存在相应的差异。在一些特殊的岩性条件下, 例如我国广泛发育的海相碳酸盐岩油气藏, 其物性复杂多变, 而地表的勘探条件又十分恶劣。这类复杂油气藏的基质模量极易受各种成岩作用、岩溶作用、古断裂以及压力和温度等多因素的综合影响, 同一地区的岩石基质模量往往变化很大, 如何准确的获取岩石基质模量成为了关键<sup>[14]</sup>。考虑到实验室测量的方法虽然准确但成本高昂, 实际应用中往往基于等效介质理论(如V-R-H模型或Hashin-Shtrikman模型)来计算岩石的基质模量。但这类方法均要求地下各类矿物的含量是已知的, 因而, 对于矿物含量未知的地区该方法严重受限, 直接导致横波预测的工作不能顺利进行。所以, 如何从已知的测井信息中准确地获取基质模量成为了一个非常重要的问题。

针对这类特殊地区的测井资料既缺乏横波信息又不明确矿物含量的难题, 本文提出了一套粒子群优化框架下的横波预测流程。首先引入干岩石泊松比 $\sigma_{\text{dry}}$ , 确定其对待反演基质模量 $K_0$ 的范围, 再根据两类流体因子定义适应度函数, 将矿物基质模量反演转化为一个二维的粒子寻优问题, 利用粒子群算法有效解决基质模量未知的难题。待地下每一深度点对应的等效基质模量都得以确定后, 再次借助粒子群算法反演等效孔隙纵横比, 从而达到预测横波速度的目的。在某地区碳酸盐岩储层中的实际资料应用证明了整个方法的可靠性。

## 1 粒子群优化的等效基质模量提取

### 1.1 岩石物理建模

Voigt-Reuss-Hill平均模型是一种常见的等效介质模型, 常用于计算岩石背景基质等效模量, 公式如下<sup>[15]</sup>:

$$M_H = \frac{M_V + M_R}{2} \quad (1)$$

式中,  $M_V = \sum_{i=1}^N f_i M_i$ ,  $M_R = 1 / \sum_{i=1}^N (f_i / M_i)$ 。其中,  $i$ 表

示第 $i$ 种组分,  $f_i$ 和 $M_i$ 分别表示对应矿物所占体积分数及其弹性模量的大小, 计算得到的 $M_H$ 即为等效弹性模量。

等效介质自相容近似(SCA)是另一种计算岩石等效弹性模量的方法。其核心思想是在岩石背景中加入包含物来等效多相弹性介质, 等效模量的计算受岩石颗粒或孔隙的形态影响, 需要通过迭代求解耦合公式来计算。Berryman(1980)给出了包含 $N$ 相矿物或孔隙空间的SCA方法具体计算公式<sup>[16]</sup>:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N x_i (K_i - K_{sc}^*) P_i = 0 \\ \sum_{i=1}^N x_i (\mu_i - \mu_{sc}^*) Q_i = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $i$ 同样表示矿物或孔隙类型中的一种, 相对应的各项参数分别为体积分数 $x_i$ 、体积模量 $K_i$ 和剪切模量 $\mu_i$ ;  $P_i$ 和 $Q_i$ 是一个与矿物或孔隙形状有关的参数, 可根据相应的孔隙纵横比进行计算; 最终计算得到的等效体积模量和剪切模量分别为 $K_{sc}^*$ 和 $\mu_{sc}^*$ 。两种计算方法对比不难发现, 较之于V-R-H模型, SCA的计算结果可能更接近真实的岩石弹性模量。

### 1.2 基质模量反演原理

Gassmann(1951)针对如下假设: ①岩石在宏观上的表现是均匀、各向同性、完全弹性的; ②所有孔隙都是连通的; ③任何流体都是理想光滑, 即无摩擦的; ④岩石一流体是封闭系统; ⑤岩石骨架和孔隙流体在任何情况下都不存在相对运动; ⑥流体也不会对岩石的硬度造成任何影响, 推导出Gassmann方程<sup>[17]</sup>:

$$\begin{cases} K_{\text{sat}} = K_{\text{dry}} + \frac{\left(1 - \frac{K_{\text{sat}}}{K_{\text{dry}}}\right)^2}{\frac{\phi}{K_{\text{fl}}} + \frac{1-\phi}{K_0} - \frac{K_{\text{dry}}}{K_0^2}} \\ \mu_{\text{sat}} = \mu_{\text{dry}} \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $K_0$ 、 $K_{\text{dry}}$ 、 $K_{\text{fl}}$ 、 $K_{\text{sat}}$ 分别代表岩石基质模量、干岩石骨架模量、流体模量以及饱和状态下的岩石体积模量;  $\mu_{\text{sat}}$ 和 $\mu_{\text{dry}}$ 分别表示岩石在饱和、干燥状态下的剪切模量;  $\phi$ 为岩石的孔隙度。其中岩石在充填流体饱和的情况下, 其纵、横波速度公式为:

$$\begin{cases} V_p^2 = \frac{K_{\text{sat}} + \frac{4}{3}\mu_{\text{dry}}}{\rho_{\text{sat}}} \\ V_s^2 = \frac{\mu_{\text{dry}}}{\rho_{\text{sat}}} \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $V_p$ 、 $V_s$ 分别为流体饱和下岩石的纵横波速度;

$\rho_{\text{sat}}$  为饱和岩石密度。再根据纵波模量定义  $M = \rho_{\text{sat}} V_p^2$  和式(3)(4)将纵波模量重新改写为:

$$M = K_{\text{dry}} + \frac{4}{3} \mu_{\text{dry}} + \frac{\left(1 - \frac{K_{\text{dry}}}{K_0}\right)^2}{\frac{\phi}{K_{\text{n}}} + \frac{1-\phi}{K_0} - \frac{K_{\text{dry}}}{K_0^2}} \quad (5)$$

上式称为 Gassmann-Biot-Geertsma 方程。为了计算干岩石骨架体积模量  $K_{\text{dry}}$ , 我们借助 Biot 系数即:

$$\beta = 1 - \frac{K_{\text{dry}}}{K_0} \quad (6)$$

将式(6)代入式(5)中, 整理得

$$M = K_{\text{dry}} + \frac{4}{3} \mu_{\text{dry}} + \frac{\beta^2}{\frac{\beta-\phi}{K_0} + \frac{\phi}{K_{\text{n}}}} \quad (7)$$

进一步引入干岩石泊松比  $\sigma_{\text{dry}}$ , 令

$$Y = \frac{3(1-\sigma_{\text{dry}})}{1+\sigma_{\text{dry}}} = 1 + \frac{4\mu_{\text{dry}}}{3K_{\text{dry}}} \quad (8)$$

将式(8)代入式(7)中, 整理得

$$M = YK_{\text{dry}} + \frac{\beta^2}{\frac{\beta-\phi}{K_0} + \frac{\phi}{K_{\text{n}}}} \quad (9)$$

将式(9)两侧同时除以  $K_0$ , 整理得到 Gassmann-Biot-Geertsma 方程关于  $\beta$  的一元二次表达式, 即

$$\begin{aligned} (Y-1)\beta^2 + \left[ Y\phi \left( \frac{K_0}{K_{\text{n}}} - 1 \right) - Y + \frac{M}{K_0} \right] \beta - \\ \phi \left( Y - \frac{M}{K_0} \right) \left( \frac{K_0}{K_{\text{n}}} - 1 \right) = 0 \end{aligned} \quad (10)$$

式中, 流体体积模量  $K_{\text{n}}$  在饱和度已知的情况下可以根据 Wood 方程计算, 那么在已知  $\sigma_{\text{dry}}$  和  $K_0$  的情况下即可计算压缩系数  $\beta$ 。但目前地下每一深度点的  $\sigma_{\text{dry}}$  和  $K_0$  均是未知的, 因此需要反过来以压缩系数  $\beta$  为约束来估计  $\sigma_{\text{dry}}$  和  $K_0$ 。这里我们采用一种基于流体因子分析的方法来获取等效基质模量  $K_0$ <sup>[18]</sup>。

首先定义 Gassmann 流体项  $f$  和 Russell 流体因子<sup>[19]</sup> 分别为流体因子 I 和流体因子 II, 定义  $S = K_{\text{dry}} + 4/3\mu_{\text{dry}}$  为干岩石骨架项, 可以得到纵横比阻抗新的表达式:

$$\begin{cases} Z_p^2 = \rho_{\text{sat}}^2 V_p^2 = \frac{S+f}{\rho_{\text{sat}}} \rho_{\text{sat}}^2 = \rho_{\text{sat}} (S+f) \\ Z_s^2 = \rho_{\text{sat}}^2 V_s^2 = \frac{\mu_{\text{sat}}}{\rho_{\text{sat}}} \rho_{\text{sat}}^2 = \rho_{\text{sat}} \mu_{\text{sat}} \end{cases} \quad (11)$$

结合 Russell 流体因子的定义重新计算纵横波阻抗组合, 可得:

$$Z_p^2 - cZ_s^2 = \rho_{\text{sat}} (S + f - c\mu_{\text{sat}}) \quad (12)$$

式中,  $c$  称为 Russell 调节系数, 无量纲, 定义为:

$$c = \left( \frac{V_p}{V_s} \right)_{\text{dry}}^2 = \frac{2(1-\sigma_{\text{dry}})}{1-2\sigma_{\text{dry}}} \quad (13)$$

不难发现, 当  $S = c\mu_{\text{sat}}$  时, 式(12)变为了 Russell 流体因子的定义形式, 即  $(Z_p^2 - cZ_s^2) / \rho_{\text{sat}}$ 。这就表明分别对两类流体因子求解过程中, 二者之差最小所对应的  $\sigma_{\text{dry}}$  和  $K_0$  为最优反演参数, 即达到了反演过程中的收敛状态。

### 1.3 粒子群优化算法

粒子群算法 (PSO) 是 Kennedy 和 Eberhart(1995) 受鸟群觅食行为启发而逐步发展起来的一种用于求解优化问题的随机搜索算法, 因为其对非凸性方程的有效性常被用于处理各种非线性问题。算法要求定义可行解的空间和一群总数为  $N$  的初始化粒子, 每个粒子都代表着觅食过程中的一只鸟, 即待求解问题的一个可能解, 通过鸟群或粒子实现对目标位置的相互传递。该算法的目标是使所有粒子找到最优解, 具体来讲, 首先为空间中的所有粒子分配初始随机位置和初始随机速度, 然后根据每个粒子的速度、种群中已知的最优全局位置  $g$  和粒子已知的最优位置  $p$  依次推进每个粒子的位置。随着计算的推移, 通过探索和利用搜索空间中已知的有利位置, 粒子将围绕一个或多个最优解点聚集。算法的关键在于它保留了种群最优位置 (即全局最优) 和单粒子最优位置 (即个体最优) 两个信息, 保留这些信息对于较快的收敛速度和避免过早陷入局部最优解都具有较好的效果, 针对这些信息的处理也是粒子群算法的不同改进方向<sup>[20]</sup>。

粒子群优化算法每次迭代粒子  $i$  的第  $d$  维速度和位置的更新公式为:

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}^k) + c_2 r_2 (g_d - x_{id}^k) \\ x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \end{cases} \quad (14)$$

式中,  $v_{id}^{k+1}$  代表第  $k+1$  次迭代位置  $i$  处粒子移动速度的第  $d$  维分量,  $x_{id}^{k+1}$  代表第  $k+1$  次迭代粒子  $i$  位置的第  $d$  维分量,  $\omega$  是惯性权重, 是一个非负数, 用于调节整个解空间的搜索范围,  $c_1$ 、 $c_2$  称为学习因子或加速系数, 用于调节步长,  $r_1$ 、 $r_2$  是两个 [0,1] 之间的随机数, 用于增加搜索的随机性,  $p_{id}$  代表第  $i$  个粒子处的个体最佳位置  $p$  的第  $d$  维分量,  $g_d$  代表当前时刻种群最佳位置  $g$  的第  $d$  维分量。

粒子群算法的种群规模  $N$  影响着算法的搜索能力

和计算效率，通常取 20~40 就可以达到很好的效果。另外两个重要的参数惯性权重与学习因子控制着算法的平衡能力和收敛速度，一般认为将惯性权重设为 0.729 的同时将  $c_1$  和  $c_2$  都设为 1.494 45 有利于整个算法的收敛<sup>[21]</sup>。

### 1.4 粒子群优化的等效基质模量反演

岩石基质模量反演前首先需要确定基质模量  $K_0$  和干岩石泊松比  $\sigma_{dry}$  的范围。已知常见沉积岩的泊松比取值范围在 0~0.45，等效基质模量范围则可以结合各类岩石基质模量与干岩石骨架间的关系确定，以 Pride 模型<sup>[22]</sup>为例：

$$K_{dry} = K_0 \frac{1-\phi}{1+\alpha\phi} \tag{15}$$

式中， $\alpha$ 为固结系数，考虑到岩石的固结程度，取值范围通常为 2~20。利用岩石物理学中体积模量通常存在  $K_{dry} < K_{sat} < K_0$  的关系，不难得出：

$$K_{sat} < K_0 = K_{dry} \frac{1+\alpha\phi}{1-\phi} < K_{sat} \frac{1+\alpha\phi}{1-\phi} \tag{16}$$

由此得到了合理的  $K_0$  和  $\sigma_{dry}$  的范围，但岩石饱和和流体体积模量在计算过程中需要已知横波速度，这又与预测横波的目的相矛盾。分析发现，式(16)中  $K_{sat}$  的作用只是为  $K_0$  提供一个较为合理的上下界限，并不直接参与计算，所以完全可以通过设定合理的纵横波速度比或者借助合适的横波拟合公式来确定初始的横波速度。

为了高效的解决基质模量未知的问题，我们提出一种新的在粒子群算法框架下的自适应基质模量反演方法。反演的目标函数定义为  $\min(f_1 - f_2)$  (其中  $f_1$  和  $f_2$  分别代指 Gassmann 流体项和 Russell 流体因子)，

寻找符合该目标函数的干岩石泊松比  $\sigma_{dry}$  和基质模量  $K_0$ 。这样，基质模量反演可以看作是一个二维的粒子寻优问题，粒子在  $x$  方向和  $y$  方向的分量分别代表  $\sigma_{dry}$  和  $K_0$  的取值，适应度值定义为  $1/abs(f_1 - f_2)$ 。在确定目标函数和适应度函数后，首先根据已知的测井信息(包括岩石的纵波速度  $V_p$ 、密度  $\rho$ 、孔隙度  $\phi$  和含水饱和度  $S_w$  等)估计流体体积模量  $K_a$  和初始横波  $V_{s0}$ ，再选择合适的骨架模型(如 Pride 模型或 Krief 模型等)来确定基质模量  $K_0$  的范围。之后初始化粒子在  $x$  和  $y$  方向上的速度、位置、最大速度和最大位置等参数，通过求解压缩系数  $\beta$  来计算种群粒子的适应度值，定义当前的种群最优粒子位置  $G$  和个体最优位置  $P$ ，通过更新各个方向的移动速度使得粒子不断向适应度值大的方向移动，粒子群经过多次进化最终达到终止条件(最大迭代次数或全局最优解)，输出搜索得到的  $y$  方向的最优解，即为当前深度点对应的等效基质模量  $K_0$ ，并用于接下来的横波预测中。整个算法的流程如图 1 所示。

### 2 粒子群优化的横波速度预测

等效介质模型中通常用理想的椭球体来描述岩石孔隙的形状，孔隙纵横比作为表征孔隙形状的重要参数常用于储层评价之中。研究表明，随着孔隙纵横比的增大，孔隙的刚度也会随之增加，进而导致地震波速度的增大，如图 2 所示<sup>[23]</sup>。这说明岩石的孔隙形状会对岩石的弹性模量影响造成很大的影响，是造成速度—孔隙度关系发散的主要原因。所以在横波预测过程中，选择纵横比作为约束参数，实现通过已知的纵波速度预测未知的横波速度。

传统的横波预测思路围绕岩石物理模型确定岩石

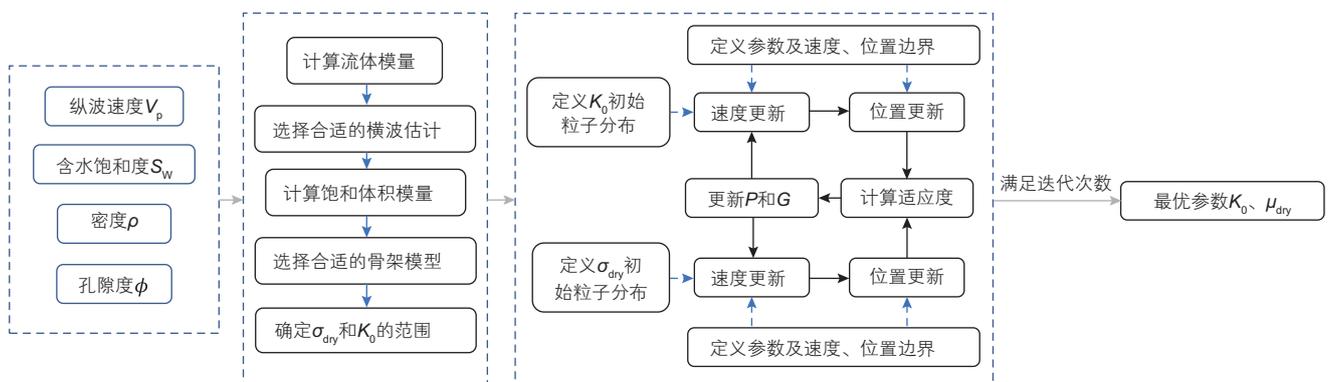


图 1 粒子群优化的基质模量反演流程图

Fig. 1 Inversion flow chart of matrix modulus based on PSO

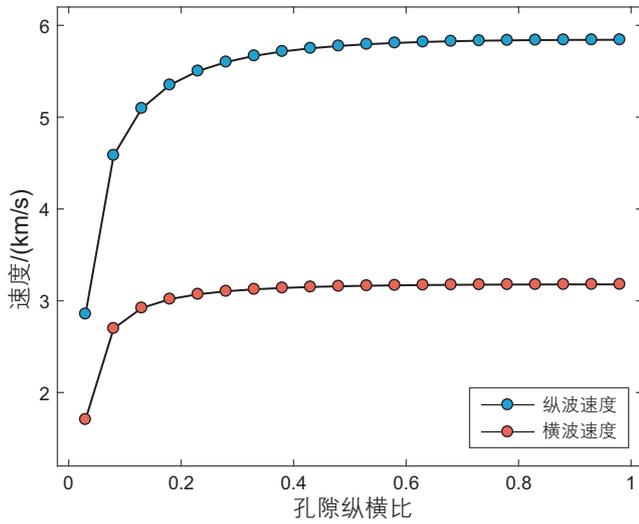


图2 孔隙度一定时岩石速度随孔隙纵横比变化  
Fig. 2 Rock velocity varies with pore aspect ratio

速度与某个约束参数(一般为孔隙纵横比)间的定量关系展开。通过将目标函数设定为  $\min V_p - V_p^{*2}$ , 其中  $V_p$  代表在测井记录上的纵波速度,  $V_p^*$  代表根据岩石物理模型计算得到的理论纵波速度。目标函数的解即为该深度点的最佳孔隙纵横比, 并由此计算出当前预测的横波速度。

传统解决思路是在给出孔隙纵横比的取值范围 0.0001~1 后, 根据具体的计算精度要求设定搜索步长, 计算每个孔隙纵横比取值时对应的纵波速度, 逐一计算目标函数, 寻找  $\min V_p - V_p^{*2}$  时的孔隙纵横比值为最佳孔隙纵横比, 对应的横波速度即为该深度点的预测横波。

然而传统预测流程中的一个重要问题在于它本质上是一个遍历搜索的过程, 预测效率并不高。实验室中大量对碳酸盐岩的岩样分析均指出, 岩石孔隙纵横比的频数分布直方图的形态接近于正态分布<sup>[24]</sup>, 这为智能优化算法引入到横波预测中提供了很好的切入点。

粒子群优化框架下的横波预测, 是一个相对简单的一维粒子寻优问题, 首先根据孔隙纵横比的近似正态分布规律(考虑到真实的孔隙纵横比  $\alpha$  之间相差过大, 一般认为  $-\log_{10} \alpha$  服从正态分布, 如图 3 所示)设定测井尺度垂向深度上孔隙纵横比的初始分布状态, 并利用 SCA 模型来计算所移动粒子当前状态对应的纵波速度, 通过定义适应度函数  $1/(V_p - V_p^*)$  来判断当前粒子的优劣程度。后续的循环中通过式 (14) 改变粒子移动速度, 使得粒子不断向最优解移动, 直到循环结束得到当前深度点对应的最佳等效孔隙纵横比值, 进而计算对应的横波速度作为预测结果。粒子群优化框

架下的整个算法流程如图 4 所示。

### 3 应用实例

为了检验文中所提出方法的效果, 选取了 A

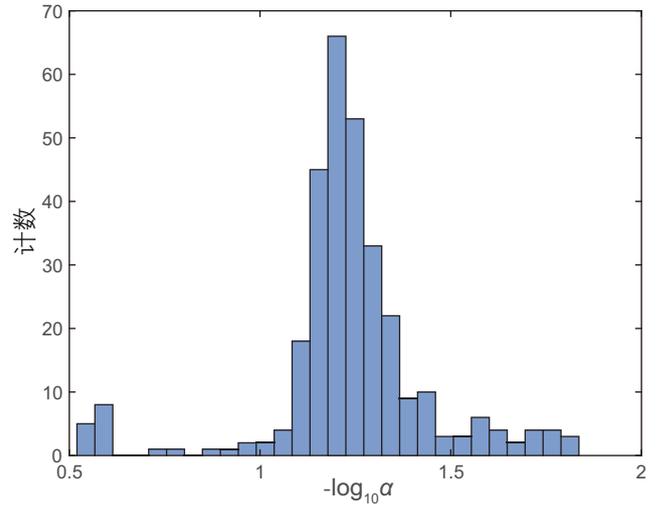


图3 孔隙纵横比分布直方图  
Fig. 3 Histogram of pore aspect ratio distribution

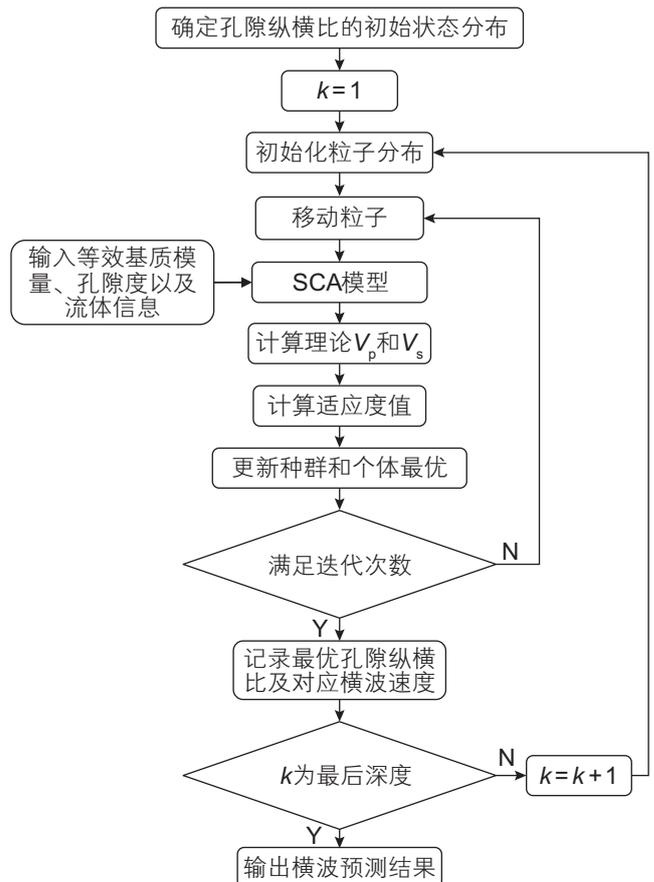


图4 粒子群优化下的横波预测流程  
Fig. 4 Shear wave prediction process based on PSO

盆地实际某井数据进行测试。该井目的层深度在2794~2841 m范围内,测井采样间隔为0.1524 m,属于致密碳酸盐岩地层,岩石孔隙中充填的流体主要是水,少量层段含气。图5为该井的测井曲线,从左到右依次为纵波速度( $V_p$ )、密度( $\rho$ )、孔隙度( $\phi$ )、饱和度( $S_o$ )和伽马射线( $GR$ ),从图中可以看到,纵波速度曲线与伽马射线测井曲线呈明显的负相关变化规律,纵波速度高的深度处伽马值往往很低。部分层段伽马数值较高,最高达到360 API,表明这些层段的黏土含量较高,相应的这些层段的纵波速度也都有明显下降。该地区的录井资料也显示,该井目的层段主要发育的岩性以石灰岩和白云岩为主,另有灰质白云岩、云质灰岩、泥质白云岩、泥质灰岩、含石膏云岩等岩性发育<sup>[25]</sup>。

首先验证粒子群优化下的基质模量反演方法,为了使初始的横波速度估计尽可能准确,我们通过一个白云岩的纵横波速度比拟合公式来确定<sup>[26]</sup>:

$$V_p / V_s = 0.00003\phi^2 - 0.0029\phi + 1.8381 \quad (17)$$

计算结果中有超过90%的点其纵横波速度比在1.8以上,这也与我们在录井资料上的认识相符。接着利用Pride模型确定岩石基质模量的大致范围,考虑到工区地层致密碳酸盐岩的特性,将固结系数设定为18。在确定初始横波和岩石基质模量范围后,开始进行粒子群优化的准备工作,种群中粒子个数 $N$ 设为

30,种群进化次数为50次,粒子在 $x$ 方向上为干岩石泊松比的取值, $y$ 方向上代表基质模量,两个方向上速度增量的边界均设为 $[-0.01,0.01]$ 。为了分析粒子群优化对计算效率和精度的影响,为此又使用了传统的基质模量反演方法,搜索步长设为0.01,基质模量范围与横波初始估计不变。图6为两种方法的测试结果对比,选取的测试范围为2800~2820 m。结果表明,采用粒子群优化方法获取的岩石基质模量结果仍基本位于Voigt上界和Reuss下界中,这表明了基质模量反演方法的整体可信度较高,也证明了流体因子分析的有效性。除此之外,如果从曲线形态上分析反演结果,相比之下,粒子群算法无疑有更好的表现。为了定量地比较两种方法在精度上的优劣,我们假设Hill平均基质模量代表地下岩石的真实情况,分别计算两类方法的误差,使用传统方法反演得到的基质模量与Hill平均差值的均值和方差为:0.091 50、0.002 51,误差最大值和最小值为0.203 95、0.010 53;而使用粒子群优化后的基质模量反演结果的均值和方差分别为0.081 81、0.002 50,误差最大值和最小值分别为0.183 85、0.001 56。统计结果表明,粒子群优化后的结果相对于传统方法,误差的均值和极值均有所减小,提升明显,而方差代表的整体变化前后相差不大。同时我们对对比了相同搜索范围粒子群优化对算法整体效

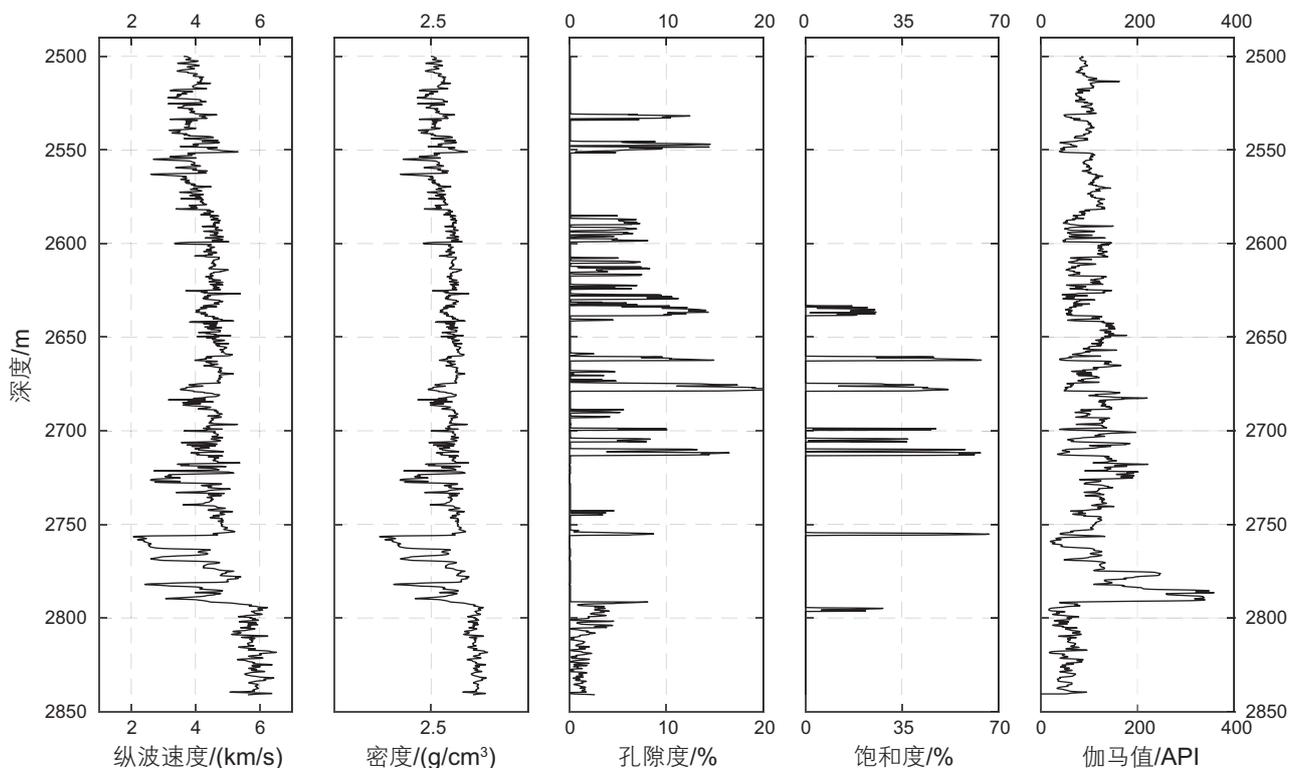


图5 研究区域井位测井曲线

Fig. 5 Study area of well logging curves

率的影响，如图 7 所示，由于粒子群算法的种群粒子数和迭代次数都是一定的，所以每个点的计算时间相同，表现为一条直线；而传统方法受不同点基质模量

范围的影响很大，每个点的计算时间都不尽相同，因而表现为一条折线。但无论如何，粒子群优化对计算效率的提升是明显的。

综合图 6 和图 7 可以看出，采用了粒子群优化算法后计算出的岩石等效基质模量，无论是在计算精度还是在计算效率上都要明显的优于采用传统方法得出的结果。在预测与实际差值均值与方差、极值上，采用粒子群算法的计算结果比采用传统算法的计算结果准确度有所提高，更接近于地下岩石的真实基质模量。

通过粒子群优化的反演方法得到矿物含量信息未知地区的等效基质模量后，我们需要进一步对该地区的横波速度做出预测。首先需要对地下岩石的孔隙纵横比做出估计，首先利用建立速度—孔隙度参考线的方法来判别地下岩石的主要孔隙类型<sup>[27]</sup>，如图 8 所

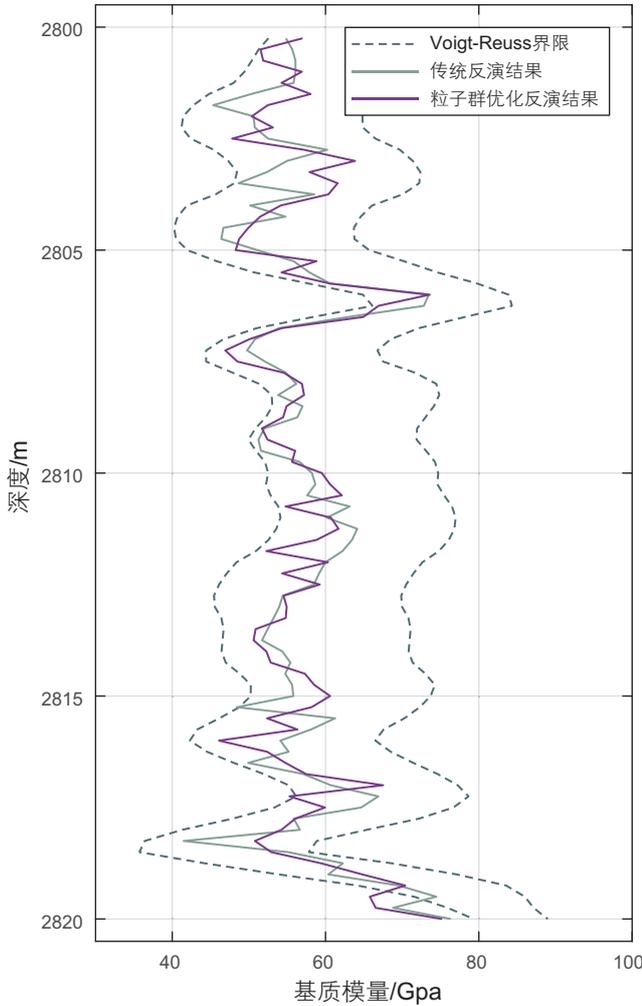


图 6 岩石基质模量反演结果

Fig. 6 Inversion results of rock matrix modulus

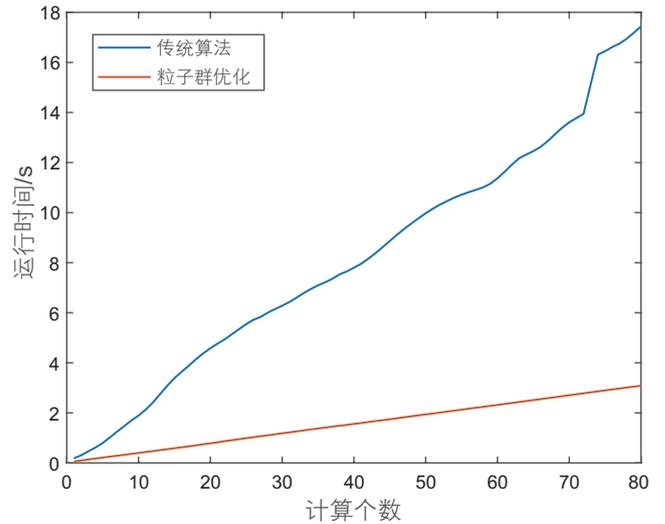


图 7 传统方法与粒子群优化后的运行时间对比

Fig. 7 Comparison of running time between traditional method and particle swarm optimization

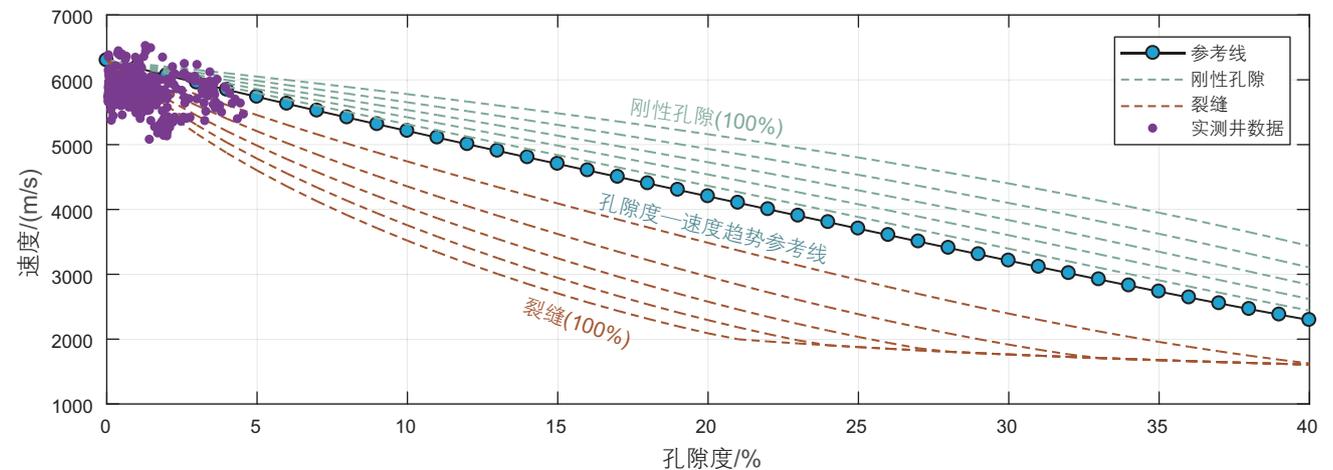


图 8 孔隙类型判断

Fig. 8 Pore type judgment

示。图中目标层段的纵波速度点基本位于参考线之下,说明整体上裂缝型孔隙占比较多,所以孔隙纵横比的初始状态设定应接近裂缝的孔隙纵横比,综合考虑后将该井孔隙纵横比 $(-\log_{10} \alpha)$ 的初始状态设定为服从均值为1.1、方差为0.15的标准正态分布。为了加快算法的收敛速度,采用了线性递减权重的方法来控制惯性权重的取值大小,即惯性权重的取值为:

$$w = w_{\max} - (k-1) \times \frac{w_{\max} - w_{\min}}{M-1} \quad (18)$$

迭代次数,  $M$ 表示最大迭代次数,  $w_{\max}$ 和 $w_{\min}$ 分别代表惯性权重最大和最小的取值情况。之所以采用线性递减权重的方法,是因为较大的惯性权重有利于全局搜索,而较小的权重利于局部搜索,线性递减权重刚好满足这样的需求,从而可以加快收敛速度。最终的横波预测结果和目标函数中纵波速度的对比如图9所示。从图9可以看出,反演纵波速度与实测纵波速度曲线几乎完全重合,误差分析结果表明,最大相对误差为7.28%,均值仅为0.11%,远小于容忍误差,说明预测结果的精度得到了充分的保证,整套流程在解决无矿物含量信息地区的横波预测问题上较为可靠。

同时,岩石基质模量的反演结果在某些泥质含量极高或孔隙度极低的深度点仍存在问题,一方面是因为单一岩性的横波估计并不符合地下的真实情况,这些泥质含量高的深度点容易出现初始横波估计偏差过大的问题;另一方面,在孔隙度极低的深度点同样表现一般的原因在于,满足球形包裹体假设的岩石骨架模型并不能很好地适用于裂缝型孔隙。因此比较这些深度点的基质模量反演结果,粒子群算法的表现并没有显著优于传统算法,这是方法本身的局限性所致。但整体而言,粒子群算法参与后的岩石基质模量反演与横波预测,都表现出了相比于传统方法更高的计算效率和计算精度。

## 4 结论

本文提出了一种用于解决矿物含量未知地区的等效基质模量提取和横波预测方法。借助于岩石骨架模型将等效基质模量反演转化为二维粒子寻优问题,逐点提取变化的矿物基质模量,将其反馈作为输入变量更新到下一步骤中,实现了基于粒子群算法的横波预测。研究表明,在粒子群框架下反演得到的等效基质模量,其结果仍满足Voigt-Reuss边界条件,充分说明了方法可以有效地解决因矿物含量

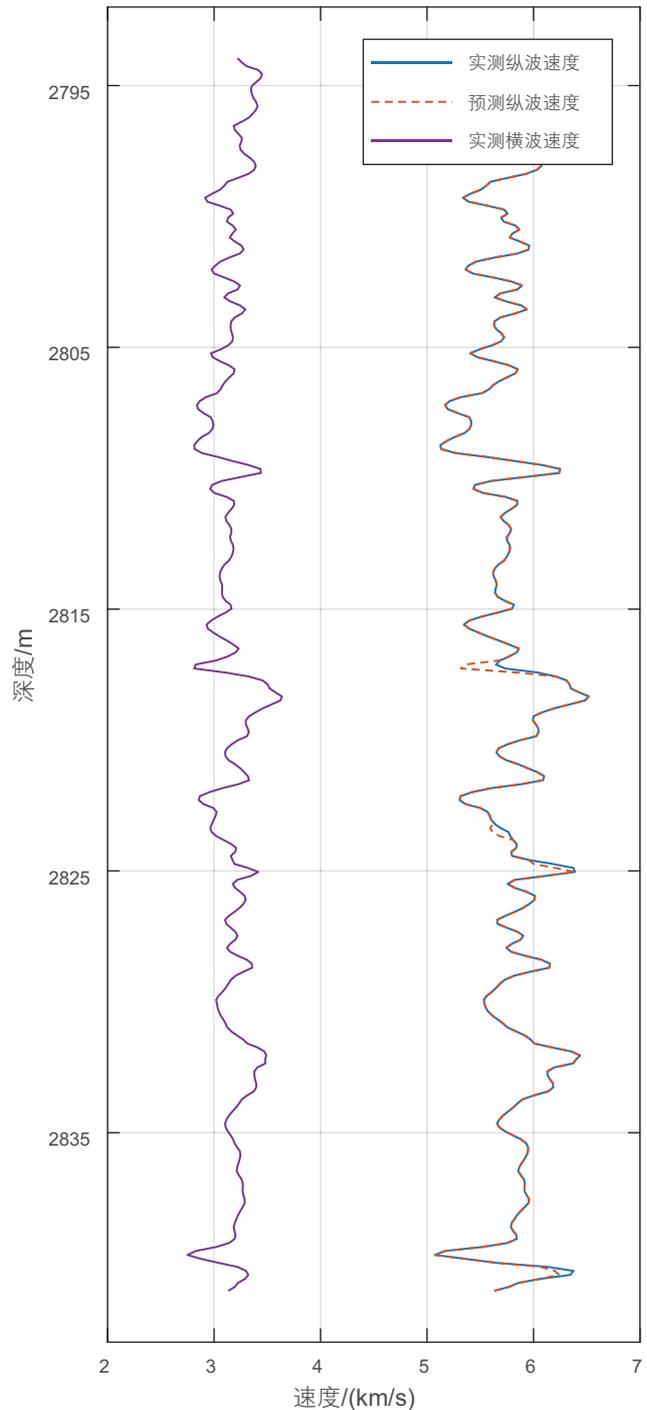


图9 横波预测结果与目标函数中的纵波速度对比

Fig. 9 Comparison of S-wave prediction results with P-wave velocity in objective function

未知而造成的横波预测困难问题;同时,粒子群优化后的基质模量反演结果,无论是均值或极值,其误差均小于传统方法。建立的基于粒子群非线性寻优算法的横波预测策略,预测与实测纵波速度二者之间的误差很小,有力地证明了约束参数及横波速度预测结果的准确性。

## 参考文献

- [1] 印兴耀, 曹丹平, 王保丽, 等. 基于叠前地震反演的流体识别方法研究进展[J]. 石油地球物理勘探, 2014, 49(1): 22–34. [YIN X Y, CAO D P, WANG B L, et al. Research progress of fluid identification methods based on prestack seismic inversion[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2014, 49(1): 22–34.]
- [2] PICKEET G R. Acoustic character logs and their applications in formation evaluation[J]. Journal of Petroleum Technology, 1963, 659: 429–434.
- [3] CASTAGNA J P, Batzle M L, EASTWOOD R L. Relationships between compressional-wave and shear-wave velocities in clastic silicate rocks[J]. Geophysics, 1985, 50(4): 571–581.
- [4] CASTAGNA J P. AVO analysis — Tutorial and review[M]. Offset-Dependent Reflectivity — Theory and Practice of AVO Analysis, 1993.
- [5] HAN D, AMOS N, DALE M. Effects of porosity and clay content on wave velocities in sandstones[J]. Geophysics, 1986, 51(11): 2093–2107.
- [6] XU S, WHITE R E. A new velocity model for clay-sand mixtures[J]. Geophysical Prospecting, 1995, 43(1): 91–118.
- [7] XU S, WHITE R E. A physical model for shear-wave velocity prediction[J]. Geophysical Prospecting, 1996, 44(4): 687–717.
- [8] XU S, PAYNE M A. Modeling elastic properties in carbonate rocks[J]. Leading Edge, 2009, 28(1): 66–74.
- [9] 张广智, 李呈呈, 印兴耀, 等. 基于修正 Xu-White 模型的碳酸盐岩横波速度估算方法[J]. 石油地球物理勘探, 2012(5): 46–51. [ZHANG G Z, LI C C, YIN X Y, et al. Estimation method of S-wave velocity of carbonate rock based on modified Xu-White model[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2012(5): 46–51.]
- [10] 熊晓军, 李翔, 刘阳, 等. 基于孔隙分类理论的自相容模型横波速度预测方法[J]. 石油物探, 2017, 56(02): 179–184. [XIONG X J, LI X, LIU Y, et al. Prediction method of S-wave velocity of self-consistent model based on pore classification theory[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2017, 56(02): 179–184.]
- [11] 罗水亮, 杨培杰, 胡光明, 等. 基于变形 P-L 模型的矩阵方程迭代精细横波预测[J]. 地球物理学报, 2016, 59(5): 1839–1848. [LUO S L, YANG P J, HU G M, et al. S-wave velocity prediction based on the modified P-L model and matrix equation[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2016, 59(5): 1839–1848.]
- [12] 刘财, 乔汉青, 郭智奇, 等. 基于粒子群算法的页岩孔隙结构反演及横波速度预测[J]. 地球物理学进展, 2017, 32(2): 0689–0695. [LIU C, QIAO H Q, GUO Z Q, et al. Shale pore structure inversion and shear wave velocity prediction based on particle swarm optimization algorithm[J]. Progress in Geophysics, 2017, 32(2): 0689–0695.]
- [13] 张冰. 基于统计学理论的页岩储层地震岩石物理研究[D]. 吉林: 吉林大学, 2018. [ZHANG B. Seismic petrophysical study of shale reservoir based on statistical theory[D]. Jilin: Jilin University, 2018.]
- [14] 林凯, 贺振华, 熊晓军, 等. 基于基质矿物模量自适应提取横波速度反演方法[J]. 石油地球物理勘探, 2013, 48(2): 262–267. [LIN K, HE Z H, XIONG X J, et al. Inversion method of S-wave velocity based on adaptive extraction of matrix mineral modulus[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2013, 48(2): 262–267.]
- [15] 曹占宁, 李向阳, 孙绍寒, 等. 基于岩石物理模型的转换横波分裂在碳酸盐岩裂缝储层预测中的应用[J]. 石油科学通报, 2018, 01: 11–21. [CAO Z N, LI X Y, SUN S H, et al. Application of seismic converted shear wave splitting to detect gas and water saturation in fractured carbonate reservoirs based on a rock-physics model. Petroleum Science Bulletin, 2018, 01: 11–21.]
- [16] MAVKO G, MUKERJI T, DVORKIN J. The rock physics handbook: Tools for seismic analysis of porous media[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2009.
- [17] MAVKO G, MUKERJI T. Seismic pore space compressibility and Gassmann's relation[J]. Geophysics, 1995, 60(6): 1743–1749.
- [18] 林凯. 基于 Gassmann 理论的碳酸盐岩地震岩石物理方法研究[D]. 成都理工大学, 2013. [LIN K. Study on seismic petrophysical method of carbonate rocks based on Gassmann theory[D]. Chengdu University of Technology, 2013.]
- [19] RUSSELL B H, HEDLIN K, HILTERMAN F J, LINES L R. Fluid-property discrimination with AVO: A Biot-Gassmann perspective[J]. Geophysics, 2003, 68(1): 29–39.
- [20] SHI Y, EBERHART R C. Parameter Selection in Particle Swarm Optimization[C]. Proceedings of Annual Conference on Evolutionary Programming, 1998, 591–600.
- [21] 刘志雄, 梁华. 粒子群算法中随机数参数的设置与实验分析[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(11): 1489–1496. [LIU Z, LIANG H. Setting and Experimental Analysis of Random number parameters in Particle Swarm Optimization[J]. Control theory and application, 2010, 27(11): 1489–1496.]
- [22] PRIDE S, GANGI F. Deriving the equations of motion for porous isotropic media[J]. Acoustical Society of America Journal, 1992, 92(6): 3278–3290.

- [23] KUSTER G T, TOKSOZ Z M N. Velocity and Attenuation of Seismic Waves in Two-Phase Media: Part II. Experimental Results[J]. Geophysics, 1974, 39(5): 587–606.
- [24] FOURNIER F, PELLERIN M, VILLENEUVE Q, et al. The equivalent pore aspect ratio as a tool for pore type prediction in carbonate reservoirs[J]. AAPG Bulletin, 2018, 102(7): 1343–1377.
- [25] 张秉铭, 刘致水, 刘俊州, 等. 鄂尔多斯盆地北部复杂碳酸盐岩横波速度预测研究[J]. 石油物探, 2017, 056(003): 328–337. [ZHANG B M, LIU Z S, LIU J Z, et al. An improved S-wave velocity prediction method for complex carbonate reservoir in North Ordos Basin, China. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2017, 056(003): 328–337.]
- [26] 李国宝, 唐雪萍, 杨文督, 等. 碳酸盐岩储层流体性质的纵横波速度比判别法[J]. 天然气勘探与开发, 2008, 31(03): 39–41. [LI G B, TANG X P, YANG W D, et al. Discrimination method of P-S wave velocity ratio for fluid properties of carbonate reservoir. Natural Gas Exploration and Development, 2008, 31(03): 39–41.]
- [27] KUMAR M, HAN D H. Pore shape effect on elastic properties of carbonate rocks[C]. 75th Annual SEG Meeting Expanded Abstracts, Houston, Texas, USA, 2005.

(责任编辑 唐跟阳 编辑 付娟娟)